

Studi Perbandingan Metode *Wavelet* Dalam *Speech Recognition* Pada Sistem Akses Personel

Ariyawan Sunardi¹⁾, Rezky Mahardika²⁾, Heri Suherkiman³⁾, Sunarko⁴⁾, Kawkab Mustofa⁵⁾,
Hanapi Ali⁶⁾ Dan Sri Sundari Retnoasih⁷⁾

¹⁻⁷⁾ Pusat Reaktor Serba Guna (PRSG), BATAN, Indonesia
email: ¹⁾ ariyawan@batan.go.id

Abstrak– Penelitian tentang *speech recognition* terus berkembang terkait identifikasi personel. Pada penelitian ini, kami melakukan studi perbandingan metode *wavelet* dalam *speech recognition*. Pada penelitian ini teknologi *speech recognition* berbasis *wavelet* dan *neuro fuzzy*. Beberapa parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah sampel suara dengan frekuensi sampling 8000 Hz dan 8 bit per sampel dengan filter *wavelet High Pass Filter* (HPF). Level dekomposisi menggunakan *wavelet daubechies*, *symlet* dan *coiflet*. Nilai *threshold filter wavelet* identifikasi personel 57,72%, *False Rejection Rate* (FRR) 40% dan *Running time* 1,97 detik. Untuk nilai *threshold identifikasi* personel 100%, *False Rejection Rate* (FRR) 0% dan *Running time* 5,43 detik didapatkan pada level dekomposisi 5 pada *wavelet db1*. Identifikasi tipe *wavelet* yang terbaik adalah *coiflet*, *symlet* dan *daubechies* karena *coif2* level 2 memberikan identifikasi 60,00%, FRR 40,00% dan *Running time* 1,97 detik (Times New Roman, 9 pt).

Kata Kunci : *Speech Recognition*, perbandingan *wavelet*, *coiflet*, *symlet*, *daubechies*.

I. PENDAHULUAN

Biometrik, termasuk di dalamnya *speech recognition*, secara umum digunakan untuk identifikasi dan verifikasi. Identifikasi ialah mengenali identitas seseorang, dilakukan perbandingan kecocokan antara data biometrik seseorang dalam *database* berisi rekaman karakter seseorang. Sedangkan verifikasi adalah menentukan apakah seseorang sesuai dengan apa yang dikatakan terhadap dirinya[1].

Speech recognition merupakan suatu proses yang dilakukan komputer untuk mengenali kata yang diucapkan oleh seseorang tanpa mempedulikan identitas orang terkait [2]. Suara merupakan salah satu sistem biometrik yang paling terkenal dan mudah dalam penerapan *hardware*. Suara manusia tidak dapat dikenali begitu saja ketika dimasukkan ke dalam komputer. Sinyal suara manusia yang diterima melalui mikrofon berupa sinyal analog sehingga harus diubah menjadi sinyal digital.

Sinyal digital yang didapat akan diolah untuk mengenalinya, diantaranya adalah pre prosesing, ekstraksi fitur dan pengenalan pola. Pre prosesing dilakukan untuk mendapatkan ciri dasar dari sinyal suara. Ekstraksi fitur digunakan transformasi terhadap suara untuk mengubah domain waktu pada suara menjadi domain frekuensi. Transformasi merupakan proses pengubahan data atau sinyal ke dalam bentuk lain agar lebih mudah dianalisis, seperti transformasi *fourier* yang mengubah sinyal ke dalam

beberapa gelombang sinus atau cosines dengan frekuensi yang berbeda, sedangkan transformasi *wavelet* mengubah sinyal ke dalam berbagai bentuk *wavelet* (*mother wavelet*) dengan berbagai pergeseran dan penyekalaan (Kadir, 1998)[3].

Wavelet telah banyak diaplikasikan dalam bidang penelitian terkait pemrosesan sinyal. Misalnya pada pengenalan suara otomatis, *wavelet* digunakan dalam ekstraksi ciri suatu sinyal suara. Selain itu, *wavelet* mengungguli FFT karena mampu untuk memetakan sinyal ke dalam domain frekuensi - waktu secara bersamaan sehingga dalam prosesnya tidak ada data sinyal yang hilang (Rashmi 2014; Anusuya & Katti 2011). Meskipun demikian, tidak semua fungsi *wavelet* dapat diaplikasikan pada sinyal suara karena *wavelet* memiliki banyak *family*. Namun tidak semua *family wavelet* tersebut dapat diaplikasikan pada objek sinyal yg sama pada pengenalan suara sehingga dalam aplikasinya penggunaan *wavelet* masih terkesan trial dan error [4]. Oleh karena itu, pada penelitian Syahrini dkk (2017) telah dilakukan penentuan tingkat kemiripan fungsi basis *wavelet* terhadap sinyal di mana *wavelet* akan diaplikasikan. Dengan demikian, kemampuan sistem pengenalan suara dimungkinkan akan meningkat. Dalam hal ini, salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan tingkat kemiripan antara sinyal suara dengan fungsi basis *wavelet* adalah dengan menghitung nilai korelasi antara keduanya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa untuk suara vocal bahasa Indonesia a, i, u, e, è, o, dan ò dengan panjang segmentasi 2048 data diperoleh db45 merupakan fungsi basis *wavelet* terbaik. Adapun berdasarkan jenis kelamin maka fungsi basis *wavelet* db44 dan fungsi basis *wavelet* db45 secara berturut-turut merupakan fungsi terbaik untuk suara vokal pria dan wanita.

Pada penelitian Yohanes TDS dkk (2002) telah dilakukan aplikasi *neuro fuzzy* untuk pengenalan kata. Sistem ini telah diuji dengan membandingkan struktur *neuro-fuzzy* dengan *neural network*. Hasil yang dicapai memperlihatkan bahwa sistem *neuro-fuzzy* memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan sistem *neural network*. Waktu pembelajaran sistem *neuro-fuzzy* lebih cepat dibandingkan dengan *neural network*. Untuk 270 sampel suara, sistem *neuro-fuzzy* menyelesaikannya dengan 160.000 iterasi sedangkan *neural network* membutuhkan 500.000 iterasi. Nilai persentase kebenaran tertinggi dari sistem *Neuro-fuzzy* mencapai 96,36 % sedangkan sistem *neural network* mencapai 62,86 % [5].

Penelitian ini dilakukan penerapan *speech recognition* yang bertujuan untuk identifikasi personel berdasarkan *database*

suara personel. Transformasi *wavelet* digunakan sebagai ekstraksi fitur dan *neuro fuzzy* sebagai metode klasifikasi. Pada kasus ini dilakukan perbandingan 3 (tiga) metode *wavelet* yaitu *Daubechies*, *Symlet* dan *Coiflet* dalam kecepatan identifikasi personel. Penelitian ini dibatasi pada sistem identifikasi personel dan adanya notifikasi untuk personel yang tidak memiliki akses .

II. METODOLOGI PENELITIAN

Pada tahap awal adalah proses akuisisi data suara dimana terdapat sejumlah 22 file suara sebagai data masukan. Tahap berikutnya adalah proses pengolahan citra. Proses ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas file suara dan segmentasi suara. Teknik yang dilakukan pada tahap ini adalah *thresholding*. Tahap berikutnya adalah tahap pengenalan file suara. Tahap ini terdiri dari ekstraksi ciri dan identifikasi/klasifikasi personel. Tahap ekstraksi ciri dilakukan dengan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dengan pilihan empat jenis *wavelet* yaitu *wavelet daubechies*, *wavelet coiflet* dan *wavelet symflet*. Untuk tahap identifikasi/klasifikasi dilakukan dengan *Adaptive Neuro Fuzzy Systems* (ANFIS).

2.1 Alat dan Bahan

Perangkat atau peralatan yang dibutuhkan dalam penelitian ini antara lain:

1. Microphone
2. Head Speaker
3. Laptop dengan spesifikasi minimum *Processor Intel Pentium 4, memory 1GB, Harddisk 60 GB*.

2.2. Transformasi Wavelet

Wavelet merupakan alat analisis yang biasa digunakan untuk menyajikan data atau fungsi atau operator ke dalam komponen-komponen frekuensi yang berlainan, dan kemudian mengkaji setiap komponen dengan suatu resolusi yang sesuai dengan skalanya [6]. Selain itu *wavelet* merupakan gelombang mini (small wave) yang mempunyai kemampuan mengelompokkan energi citra dan terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien, sedangkan kelompok koefisien lainnya hanya mengan-dung sedikit energi yang dapat dihilangkan tanpa mengurangi nilai informasinya. Keluarga fungsi yang dihasilkan oleh *wavelet* basis $\psi(x)$ disebut *mother wavelet*. Dua operasi utama yang mendasari *wavelet* adalah [3]:

- 1) penggeseran, misalnya $\psi(x-1)$, $\psi(x-2)$, $\psi(x-b)$, dan
- 2) penyekalaan, misalnya $\psi(2x)$, $\psi(4x)$ dan $\psi(2^jx)$.

Kombinasi kedua operasi inilah menghasilkan basis *wavelet*. Secara umum, keluarga *wavelet* sering dinyatakan dengan persamaan:

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \dots \dots \dots (1)$$

Beberapa contoh basis *wavelet* adalah *Haar*, *Daubechies*, *Symlets*, *Coiflets*, *BiorSplines*, *ReverseBior*, *Meyer*, *DMeyer*, *Gaussian*, *Mexican_hat*, *Morlet*, *Complex Gaussian*, *Shannon*, *Frequency B-Spline*, *Complex Morlet*, *Riyad* dan lain sebagainya [7]. Alasan transformasi *wavelet* menjadi penting dalam berbagai bidang karena sifat-sifat berikut [8]:

- 1) Waktu kompleksitasnya bersifat linear. Transformasi *wavelet* dapat dilakukan dengan sempurna dengan waktu yang bersifat linear.
- 2) Koefisien-koefisien *wavelet* yang terpilih bersifat jarang. Secara praktis, koefisien-koefisien *wavelet* kebanyakan bernilai kecil atau nol. Kondisi ini sangat memberikan keuntungan terutama dalam bidang kompresi atau pemampatan data.
- 3) *Wavelet* dapat beradaptasi pada berbagai jenis fungsi, seperti fungsi tidak kontinyu, dan fungsi yang didefinisikan pada domain yang dibatasi.

Basis *wavelet* yang digunakan dalam proses ekstraksi fitur suara atau sinyal 2-dimensi adalah sebagai berikut [3]:

- 1) *Daubechies* Ingrid, *Daubechies* merupakan salah satu dari bintang paling cemerlang dalam bidang penelitian *wavelet*. Panjang tapis untuk semua keluarga *daubechies* adalah $dbN = 2N$, dan lebarnya $2N-1$. Misalnya *db2*, panjang tapisnya adalah 4. Tapis lolos-bawah (ϕ) *db2* yang telah melalui normalisasi = [0.1294 0.2241 0.8365 0.4830], dan tapis lolos-tinggi (ψ) = [-0.4830 0.8365 -0.2241 0.1294].
- 2) *Coiflets* dibangun oleh *daubechies* atas permintaan *coifman* [3]. Panjang tapis untuk *wavelet coiflet* adalah $6N$, dan lebarnya $6N-1$. Misalnya *coif1*, maka panjang tapisnya adalah 6. Tapis lolos-bawah (ϕ) *coif1* yang dinormalisasi = [0.0157 -0.0727 0.3849 0.8526 0.3379 -0.0727], dan tapis lolos-tingginya (ψ) = [0.0727 0.3379 -0.8526 0.3849 0.0727 -0.0157].
- 3) *Symlets*, *Wavelet Symlet* memiliki nama pendek *sym*, untuk orde N dituliskan dengan *SymN*. *Wavelet Symlet* memiliki orde $N=2, \dots, 45$. Panjang tapis untuk *Wavelet Symlet* adalah $2N$.

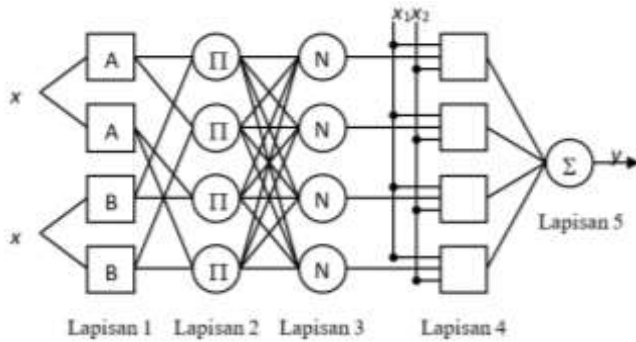
2.3. Adaptive Neuro Fuzzy System (ANFIS)

Neuro-fuzzy adalah gabungan dari dua sistem yaitu sistem logika fuzzy dan jaringan syaraf tiruan. Sistem *neuro-fuzzy* berdasar pada sistem inferensi fuzzy yang dilatih menggunakan algoritma pembelajaran yang diturunkan dari sistem jaringan syaraf tiruan. Dengan demikian, sistem *neuro-fuzzy* memiliki semua kelebihan yang dimiliki oleh sistem inferensi fuzzy dan sistem jaringan syaraf tiruan. Dari kemampuannya untuk belajar maka sistem *neuro-fuzzy* sering disebut sebagai ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems*) [9]. Sistem *inferensi fuzzy* yang digunakan adalah sistem *fuzzy* model Takagi, Sugeno and Kang (TSK) orde satu dengan pertimbangan kesederhanaan serta kemudahan komputasi. Pertimbangan ini penting karena sistem tersebut akan melalui suatu proses belajar yang mempunyai beban komputasi besar. Pada sistem *inferensi fuzzy* TSK orde satu dengan dua masukan, aturan yang digunakan adalah

Aturan 1: **If** x is A_1 and y is B_1 **then** $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Aturan 2: **If** x is A_2 and y is B_2 **then** $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$.

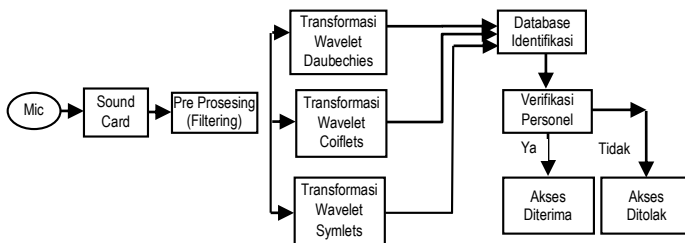
Sistem *neuro-fuzzy* yang ekuivalen dengan sistem inferensi fuzzy di atas mempunyai struktur jaringan dengan lima lapisan. Tiap lapisan mempunyai fungsi yang berbeda dan terdiri atas beberapa simpul. Lapisan ANFIS dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Struktur *neuro-fuzzy*.

2.3 Diagram Penelitian,

Sistem identifikasi personel menggunakan *speech recognition* yang dirancang dalam penelitian ini dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Diagram Blok Sistem Identifikasi Personel

Pada gambar 1 dilihat proses kerja sebagai berikut :

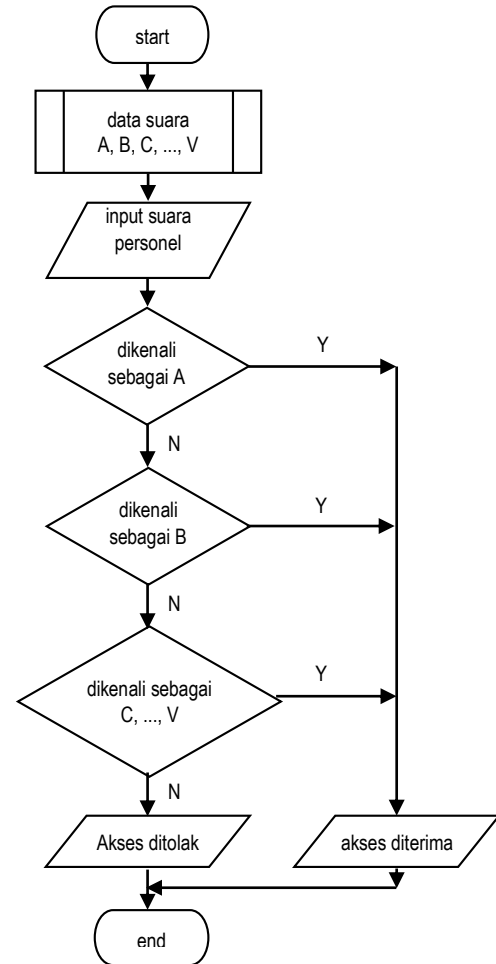
- Transducer* dalam hal ini mikrofon mengubah tekanan udara (yang kita dengar sebagai suara) ke dalam tegangan elektrik yang dapat dimengerti oleh perangkat elektronik.
- Tegangan elektrik diproses menjadi sinyal *digital* oleh *sound card*. *Sound card* akan mengubah gelombang suara (bisa dari mikrofon atau *stereo set*) menjadi data *digital*, dan ketika suara itu dimainkan kembali, *sound card* akan mengubah data *digital* menjadi suara yang kita dengar (melalui *speaker*), dalam hal ini gelombang *analog*.
- Preprocessing* filter pada sinyal input untuk menghilangkan sinyal DC (no). Dalam tahap ini dilakukan perbaikan kualitas suara yang akan diolah. Teknik yang dilakukan dalam tahap ini adalah *thresholding* [10]
- Dekomposisi merupakan sebuah metode untuk ekstraksi ciri dari sinyal suara [10]. Transformasi *wavelet* akan melakukan dekomposisi untuk mengekstraksi informasi yang ada didalam sinyal suara, dengan membagi atau memecah sinyal tersebut ke dalam *band-band* frekuensi. Gambar 5 menunjukkan sinyal suara yang dibagi ke dalam 4 (empat) *band* informasi yang masing-masing akan dihitung nilai Entropi dari setiap *band*nya. Nilai dekomposisi divariasi untuk menunjukkan tingkat pengenalan personel.
- Hasil ekstraksi ciri dari dekomposisi *wavelet* akan menjadi input untuk pembuatan *database* personel menggunakan *Adaptive Neuro-fuzzy Inference System* (ANFIS).

Identifikasi personel akan didapatkan sebagai output dari ANFIS.

- Setelah diperoleh *database* personel, akan diuji dengan verifikasi sampel suara untuk mengetahui akses diterima atau ditolak.

User Authorization

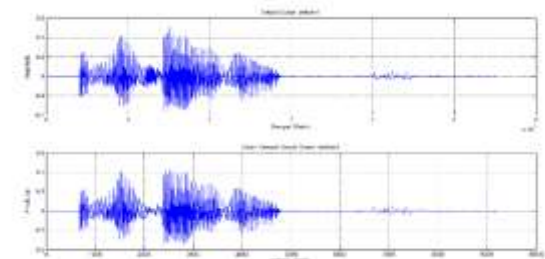
Sistem *User Authorization* dibuat untuk jaminan keamanan dan keselamatan personel dan instalasi.



Gambar 3. Flowchart Sistem User authorization

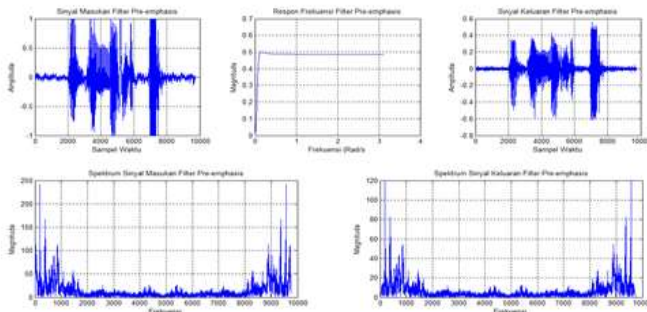
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian ANFIS untuk identifikasi personel yang telah dirancang, dilakukan dengan memperhatikan masukan dan keluaran.



Gambar 4. Sinyal masukan dari suara

Untuk sinyal masukan yang diperlukan adalah sinyal suara dengan frekuensi sampling 8000 Hz, dan sampel per bit 8 bit. Dasar pertimbangan menggunakan frekuensi sampling 8000 Hz didasarkan pada informasi pada sinyal ucapan berada pada frekuensi 0 – 4000 Hz. Sehingga proses yang dilakukan cukup menggunakan frekuensi 8000 Hz. Pre-processing atau pengolahan awal dilakukan untuk menghilangkan komponen frekuensi dc (frekuensi nol) yang terdapat didalam sinyal suara. Oleh sebab itu maka pre-processing dilakukan dengan filter pre-emphasis untuk mereduksi frekuensi DC dengan menggunakan *High Pass Filter* (HPF) seperti ditunjukkan pada gambar 4.

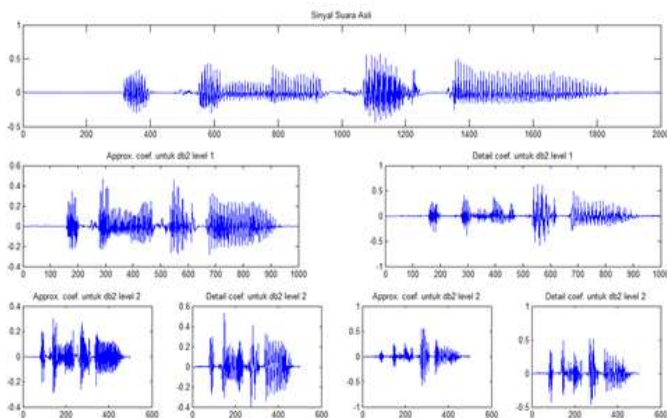


Gambar 5. Sinyal Masukan sebelum dan sesudah pre-processing

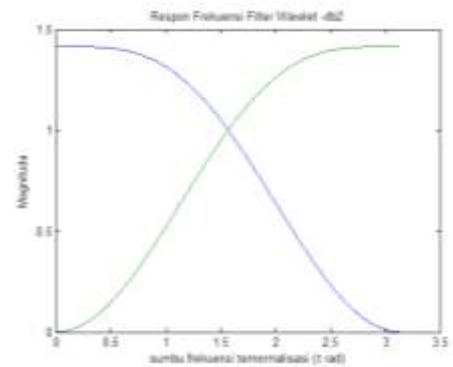
Gambar 5 (tengah) menunjukkan bahwa respon frekuensi dari filter yang digunakan adalah filter pelolos frekuensi tinggi dan meredam frekuensi DC (nol).

Proses dekomposisi *Wavelet* dilakukan untuk mengekstraksi informasi yang ada didalam sinyal suara, dengan membagi atau memecah sinyal tersebut ke dalam *band-band* frekuensi.

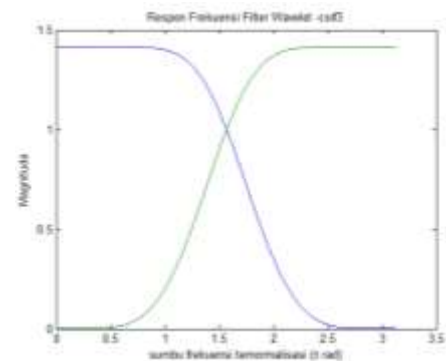
Sinyal suara terdekomposisi digambarkan oleh gambar 5 yang menunjukkan pada dekomposisi level=2, sinyal media dibagi kedalam 2 *band* frekuensi, yaitu *band* frekuensi rendah (komponen aproksimasi) dan *band* frekuensi tinggi (komponen detail).



Gambar 6. Hasil dekomposisi sinyal suara level 2



(a). *Daubechies*



(b). *Coiflet*

Gambar 7. Respon frekuensi filter *wavelet* (LPF=biru), dan (HPF=hijau)

Gambar 7 (a) merupakan respon frekuensi tipe *wavelet daubechies*, dan gambar 7 (b) merupakan respon frekuensi tipe *wavelet coiflet*. Respon frekuensi yang berbeda akan memberikan hasil pengenalan yang berbeda pula.

3.1 Pengujian Variabel Level Dekomposisi

Dari data pada tabel 5 tersebut menunjukkan bahwa semakin besar level dekomposisi menyebabkan tingkat pengenalan semakin tinggi. Hal ini disebabkan karena semakin besar level dekomposisi semakin banyak jumlah informasi (Nilai Entropi) yang dapat digunakan untuk membedakan antara suara pembicara yang satu dengan yang lainnya.

Tabel 1. Tabel Pengaruh Level dekomposisi terhadap tingkat pengenalan

Jenis Wavelet	Level Dekomposisi	Running time (detik)	Tingkat Pengenalan (%)
db1	1	0,998	14,55
db1	2	2,046	51,82
db1	3	3,232	82,73
db1	4	4,814	98,18
db1	5	6,832	100,00

Tabel 1 diatas juga menunjukkan bahwa semakin besar level dekomposisi waktu yang digunakan untuk proses dari awal sampai akhir juga semakin besar. Hal ini disebabkan karena semakin besar level dekomposisi maka semakin banyak data (nilai entropi) yang harus diproses untuk

pengenalan sehingga membutuhkan lebih banyak waktu proses.

3.2 Pengujian Variabel Jenis Filter Wavelet

Transformasi *Wavelet* mempunyai banyak turunan yang dikembangkan karena banyaknya kelebihan dari transformasi *wavelet*. Tabel 2 menunjukkan bahwa untuk level dekomposisi yang sama yaitu 3 misalnya, tipe *wavelet coiflet* memberikan tingkat pengenalan paling tinggi (60%), sedangkan *symlet* (59,09%) dan *daubechies* (57,27%) atau pada level dekomposisi =4, *coiflet* dengan tingkat pengenalan (100%), *symlet* (100%) dan *daubechies* (99,09%). Sehingga secara umum tipe *wavelet coiflet* memberikan tingkat pengenalan yang paling tinggi dibandingkan 2 tipe *wavelet* yang lainnya.

Tabel 2. Pengaruh Jenis Filter *Wavelet* terhadap tingkat pengenalan

Jenis <i>Wavelet</i>	Order Filter	Level Dekomposisi	Tingkat Pengenalan (%)
db1	1	3	82,73
sym1	1	3	82,73
coif1	1	3	88,18
db2	2	3	83,64
sym2	2	3	83,64
coif2	2	3	90,00
db3	3	3	88,18
sym3	3	3	87,27
coif3	3	3	90,91

3.3 Pengujian Variabel Komponen Frekuensi

Pengujian terhadap parameter frekuensi didasarkan bahwa informasi suara dominan (lebih banyak) berada di frekuensi rendah, sehingga pada frekuensi rendah rata-rata informasi (Entropinya) mirip, sehingga menyebabkan tingkat pengenalannya hanya 77,27% jika proses pengenalan hanya menggunakan komponen frekuensi rendah (komponen aproksimasi) pada tabel 3. Sedangkan jika menggunakan komponen frekuensi tinggi (komponen detail) tingkat pengenalannya lebih tinggi yaitu (87,27%). Ketika kedua komponen frekuensi digunakan (komponen aproksimasi+ komponen detail) didapatkan tingkat pengenalan 100%.

Tabel 3. Pengaruh komponen frekuensi terhadap tingkat pengenalan

Nilai Entropy dihitung dari Bagian	Deskripsi	Variabel	Tingkat Pengenalan (%)
Aproksimasi	Hanya Frekuensi Rendah	EcA	77,27
Detail	Hanya Frekuensi Tinggi	EcD	87,27
Aproksimasi +Detail	Frekuensi Rendah & Frekuensi Tinggi	EcA+EcD	100,00

3.4. Pengujian Variabel Order Filter Wavelet

Proses pengenalan dalam sistem ini juga diuji dengan parameter order filter *wavelet* untuk melihat pengaruhnya terhadap tingkat pengenalan.

Tabel 4. Pengaruh Order Filter *Wavelet* terhadap tingkat pengenalan

Jenis <i>Wavelet</i>	Level Dekomposisi	Tingkat Pengenalan (%)
db2	1	18,18
sym2	1	16,36
coif2	1	25,45
db2	2	57,27
sym2	2	59,09
coif2	2	60,00
db2	3	83,64
sym2	3	83,64
coif2	3	90,00
db2	4	99,09
sym2	4	100,00
coif2	4	100,00

Tabel 4 menunjukkan bahwa tingkat pengenalan berbeda untuk order filter yang berbeda.

3.5 Pengujian Variabel *Running time*

Pengujian sistem terhadap waktu yang diperlukan untuk proses identifikasi sampai dengan proses pengenalan dapat ditunjukkan pada tabel 5. Dan tabel 5 menunjukkan bahwa semakin besar level dekomposisi maka semakin besar pula waktu yang dibutuhkan untuk proses pengenalan.

Tabel 5. *Running time* untuk variasi level dekomposisi

Level Dekomposisi	<i>Running time</i> (detik)	Tingkat Pengenalan (%)
1	0,998	14,55
2	2,046	51,82
3	3,232	82,73
4	4,814	98,18
5	6,832	100,00

Running time sangat dipengaruhi oleh spesifikasi komputer atau laptop yang digunakan untuk pengujian. Berikut adalah spesifikasi komputer yang digunakan :

- 1 Intel Pentium CPU P6300 @ 2,27GHz & 2,26GHz, RAM 2 GB
- 2 Sistem Operasi Windows 8.1. Enterprise
- 3 Matlab R2010a

3.6 FAR (*False Acceptance Rate*) dan FRR (*False Rejection Rate*)

Pengujian terhadap kehandalan sistem pengenalan suara dapat dilakukan dengan menghitung nilai FAR (*False Acceptance Rate*) dan FRR (*False Rejection Rate*), sesuai dengan rumus berikut :

$$FAR = \frac{\text{Pengujian user diluar database yang salah diterima}}{\text{jumlah user diluar database}} \times 100 \%$$

$$FRR = \frac{\text{Pengujian user didalam database yang salah ditolak}}{\text{jumlah user didalam database}} \times 100 \%$$

Tabel 6. Pengujian FAR dan FRR terhadap sistem

Jenis Wavelet	Level Dekomposisi	FAR (%)	FRR (%)
db2	1	100%	81,82
sym2	1	100%	83,64
coif2	1	100%	74,55
db2	2	83%	42,73
sym2	2	83%	40,91
coif2	2	67%	40,00
db2	3	33%	16,36
sym2	3	33%	16,36
coif2	3	33%	10,00
db2	4	0%	0,91
sym2	4	17%	0,00
coif2	4	0%	0,00

Tabel 6 menunjukkan bahwa tingkat kesalahan sistem menerima pengguna di luar *database* (data pengguna yang diregistrasikan untuk dikenali) atau FAR adalah 0% (yang berarti semua orang di luar *database* yang diujikan ditolak sistem) untuk Jenis *wavelet daubechies* order 2 (db2) dan *coiflet* order 2 (coif2) dan dengan level dekomposisi 4. Dan sebaliknya pengujian dengan FRR atau kesalahan sistem menolak pengguna yang terdaftar di dalam *database* adalah 0% (yang berarti semua pengguna di dalam *database* diterima oleh sistem) untuk jenis *wavelet symlet* order 2 (sym2) dan *coiflet* order 2 (coif2) dan dengan level dekomposisi 4. Dan tabel 6 di atas menunjukkan semakin besar level dekomposisi, maka sistem semakin handal yang ditunjukkan dengan semakin kecilnya nilai FAR maupun FRR.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, maka dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Nilai *threshold* filter *wavelet* identifikasi personel 57,72%, *False Rejection Rate* (FRR) 40% dan *Running time* 1,97 detik.
2. Nilai *threshold* identifikasi personel 100%, *False Rejection Rate* (FRR) 0% dan *Running time* 5,43 detik didapatkan pada level dekomposisi 5 pada *wavelet* db1.
3. Identifikasi tipe *wavelet* dari yang terbaik adalah *coiflet*, *symlet* dan *daubechies* karena *coif2* level 2 memberikan identifikasi 60,00%, FRR 40,00% dan *Running time* 1,97 detik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Kemenristek Dikti, BATAN dan PRSG BATAN melalui program INSINAS *Flagship* atas ijin penelitian serta dukungan dana. Terima kasih juga untuk Dr. Djoko Hari Nugroho atas bimbingannya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Tandyo And A. Widyatmoko, "Speaker Identification Menggunakan Transformasi Wavelet Diskrit Dan Jaringan Saraf Tiruan Back-Propagation Metode Tinjauan Pustaka," Pp. 1–7.
- [2] W. Kurniawan, "Identifikasi Speech Recognition Manusia Dengan Menggunakan Average Energy Dan Silent Ratio Sebagai Feature Extraction Suara Pada Komputer," *Biospecies*, Vol. 9, No. 1, Pp. 1–6, 2016.
- [3] Sutarno, C. Wajah, F. I. Komputer, And U. Sriwijaya, "Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet," *J. Generic*, Vol. 5, No. 2, Pp. 15–21, 2010.
- [4] S. Hidayat, H. R. P. Negara, And D. T. Kumoro, "Penentuan Fungsi Basis Wavelet Terbaik Untuk Sinyal Suara," *Sntt Fgdt*, Vol. 3, No. November, Pp. 247–252, 2017.
- [5] Yohanes, Thiang, And S. Chandra, "Aplikasi Sistem Neuro-Fuzzy Untuk Pengenalan Kata," *Tek. Elektro*, Vol. 2, No. 2, Pp. 73–77, 2002.
- [6] E. L. Utari, "Pengolahan Sinyal Kardiografi Dengan Menggunakan Alihragam Gelombang Singkat," *Proc. Univ. Respati Yogyakarta*, Pp. 90–96, 2014.
- [7] M. M. Hidayat, "Pendahuluan Penggunaan," No. C, Pp. 233–240, 2014.
- [8] C. E. Bire And B. Cahyono, "Denoising Pada Citra Menggunakan Transformasi Wavelet," *Semin. Nas. Teknol. Inf. Dan Komun. Terap.*, Vol. 2012, No. Semantik, Pp. 487–493, 2012.
- [9] B. Fatkhurrozi, M. A. Muslim, And D. R. Santoso, "Penggunaan Artificial Neuro Network System Dalam Penentuan Aktivitas Gunung Merapi," Vol. 6, No. 2, Pp. 113–118, 2012.
- [10] B. Robi'in, "Analisis Dekomposisi Wavelet Pada Pengenalan Pola Lurik Dengan Metode Learning Vector Quantization," *Ilk. J. Ilm.*, Vol. 9, Pp. 153–160, 2017.